

УДК 519.24+62-503.51

А.Г. Шумихин¹, А.С. Александрова¹, А.И. Мустафин²¹Пермский национальный исследовательский политехнический университет,
Пермь, Россия²ООО «Инфраструктура ТК», Пермь, Россия

ПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА В РЕЖИМЕ ЕГО ЭКСПЛУАТАЦИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Приведены результаты исследований метода параметрической идентификации технологических объектов. Для условий реальных технологических процессов, когда невозможно проведение активного эксперимента, ставится задача идентификации каналов технологического объекта передаточными функциями непосредственно по данным с действующего объекта, не вмешиваясь в технологический процесс. Приведенный метод параметрической идентификации технологического объекта основан на аппроксимации его поведения динамической нейронной сетью. Нейронная сеть обучается на примерах функционирования технологического объекта. Модель эмулирует поведение технологического объекта и используется для проведения на ней опытов активного вычислительного эксперимента, позволяющего идентифицировать каналы передачи объекта. Например, модель позволяет получить отклик объекта на испытательное воздействие, в том числе и на периодическое. По полученной комплексной частотной характеристике с применением метода наименьших квадратов находят значения параметров передаточной функции исследуемого канала объекта.

Представлены результаты параметрической идентификации теплообменника выработки пара узла охлаждения кубового остатка установки замедленного коксования нефтеперерабатывающего предприятия. Ставится задача идентифицировать модель, прогнозирующую температуру кубового остатка на выходе теплообменника. Изложены подходы к сбору и обработке экспериментальных данных. Представлены результаты обучения и тестирования нейросетевой модели технологического объекта. Нейросетевая модель технологического объекта использована для проведения вычислительного эксперимента по идентификации каналов объекта частотным методом. Построена имитационная модель технологического объекта, параметризованная предложенным способом. Модель протестирована на экспериментальных данных.

Представленный подход к идентификации технологических объектов применим для объектов с непрерывным характером производства по данным наблюдений переменных в режимах эксплуатации. Найденные параметры передаточных функций каналов контролируемых возмущающих воздействий могут быть использованы для синтеза алгоритмов их компенсации в автоматических системах управления.

Ключевые слова: технологический объект, идентификация, нейронная сеть, моделирование, комплексная частотная характеристика, передаточная функция.

A.G. Shumikhin¹, A. S. Aleksandrova¹, A.I. Mustafin²

¹Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

²ООО «Инфраструктура ТК» Perm, Russian Federation

TECHNOLOGICAL OBJECT PARAMETRIC IDENTIFICATION WITHIN EXECUTION MODE WITH NEURAL NETWORK TECHNOLOGY

We solve the parametric identification problem for technological objects. We suppose that it is impossible to perform an active experiment in order to find transfer functions of objects channels in operation modes. Our method of the parametric identification is based on dynamic neural network modeling. Neural network is trained on the data of control object operating. The resulting model simulate the behavior of the system and lets us find the system's output, including outputs for periodic test influences. By the resulting complex frequency response we find the parameters of the channel's transfer function.

We show an example of parametric identification for the steam production heat exchanger of the bottoms cooling unit of the delayed coking plant of the refinery. We identify the model, which predicts bottoms temperature at the heat exchanger output. The approaches to data collection and data handling are presented. The results of teaching and testing neural network technological object model are shown. The neural network technological object model is used to perform numerical experiment to identify one by the frequency responses. According to this approach imitation model of technological object is build. The model is tested out by experimental data.

Our technological objects identification approach is applicable for identification of objects with continuous production with the data of observations of technological variables in operation modes. The resulting parameters of transfer functions of these channels with controlled disturbances can be used to tune the algorithms of compensating for them in automated control systems.

Keywords: technological object, identification, neural network, modeling, complex frequency response, transfer function.

Введение. Теоретическим и прикладным основам методов моделирования и идентификации технологических объектов посвящено множество работ [1–7]. При этом в настоящее время отмечается значительный спрос на внедрение стратегий улучшенного управления технологическими процессами и технологий упреждающего управления по моделям [8–10]. Такой подход требует построения моделей технологических процессов и постоянной их актуализации. Одна из проблем активной идентификации наиболее распространенной и надежной методики идентификации заключается в технических ограничениях возможности ее применения. Ограничения, как правило, вызваны невозможностью физической реализации испытательного сигнала на входе объекта или недопустимостью отключения системы управления технологическим объектом для проведения экспериментов [11, 12]. Необходимо внедрение систем автоматического построения моделей с непре-

рывной их адаптацией. При этом важно избегать вмешательства в работу технологического объекта и работу системы управления.

Известные методы моделирования и идентификации по результатам пассивного наблюдения не позволяют построить адекватную математическую модель технологического объекта. Разработка методов моделирования и идентификации многопараметрических технологических объектов, позволяющих минимизировать вмешательство исследователя в работу технологических процессов, является актуальной задачей [13, 14].

Применение технологии искусственных рекуррентных нейронных сетей с запаздыванием позволяет использовать преимущества методов пассивного эксперимента для моделирования многопараметрических технологических объектов, минимизирует вмешательство исследователя в технологический процесс и работу системы управления на этапе сбора данных об испытуемом объекте, не требуя конкретных форм испытательных сигналов. Также такой подход позволяет автоматизировать процесс адаптации модели к изменениям в технологическом режиме. Разработке теоретических и прикладных основ технологии искусственных нейронных сетей, вопросам их применения в задачах моделирования динамических объектов посвящены работы [15–18].

Проведенные исследования на имитационных объектах по применению нейронной сети для параметрической идентификации динамических объектов показали корректность изложенного подхода [19–20]. В настоящей статье показаны результаты исследования подхода на данных с реального промышленного объекта – установки замедленного коксования нефтеперерабатывающего предприятия.

Пример идентификации каналов технологического объекта. Исследован теплообменник для выработки пара узла охлаждения кубового остатка установки замедленного коксования нефтеперерабатывающего предприятия (рис. 1). Кубовый остаток поступает на вход теплообменника для выработки пара. Регистрируются температура кубового остатка на входе и выходе теплообменника, расход пара, уровень котловой воды и давление в теплообменнике. Для прогнозирования температуры кубового остатка на выходе теплообменника по данным регистрации технологических параметров строится нейросетевая модель.

Собраны тренды регистрируемых параметров, описывающие протекающие в теплообменнике процессы, в течение 18 ч с периодом записи 1 с (рис. 2).

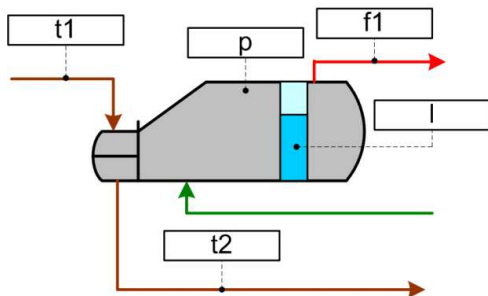


Рис. 1. Схема теплообменника: t_1 – температура кубового остатка до теплообменника; t_2 – температура кубового остатка после теплообменника; p – давление в теплообменнике; l – уровень котловой воды; f – расход пара

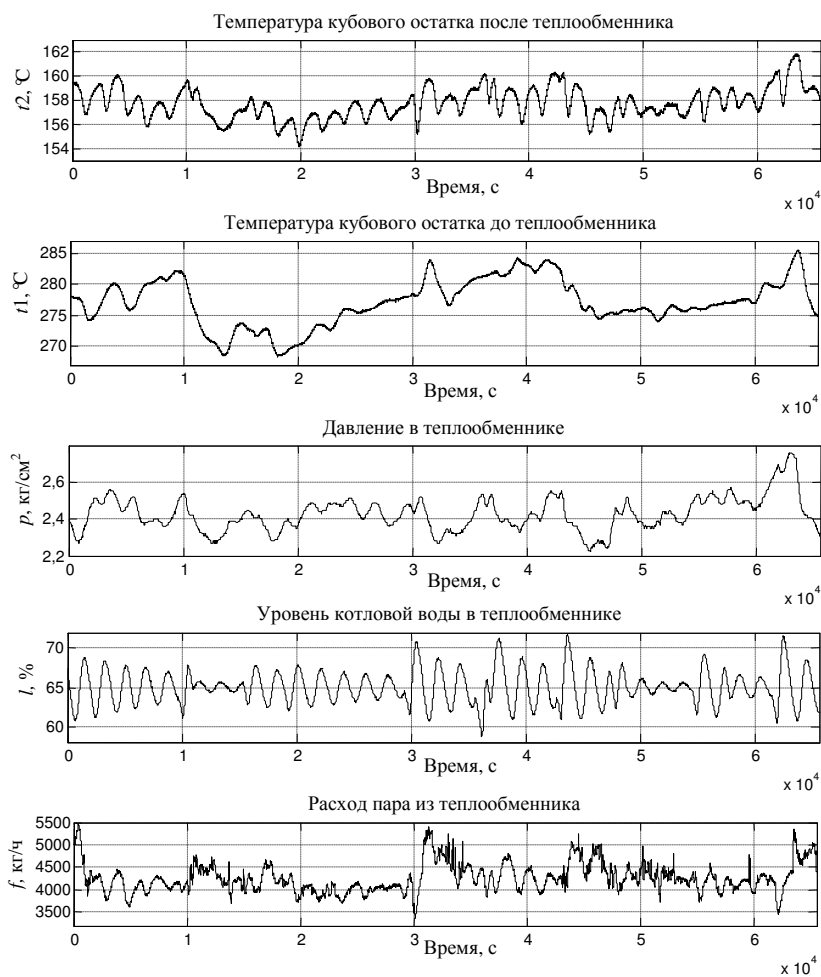


Рис. 2. Экспериментальные данные

Построены взаимокорреляционные функции температуры кубового остатка на выходе теплообменника и остальных параметров (рис. 3).

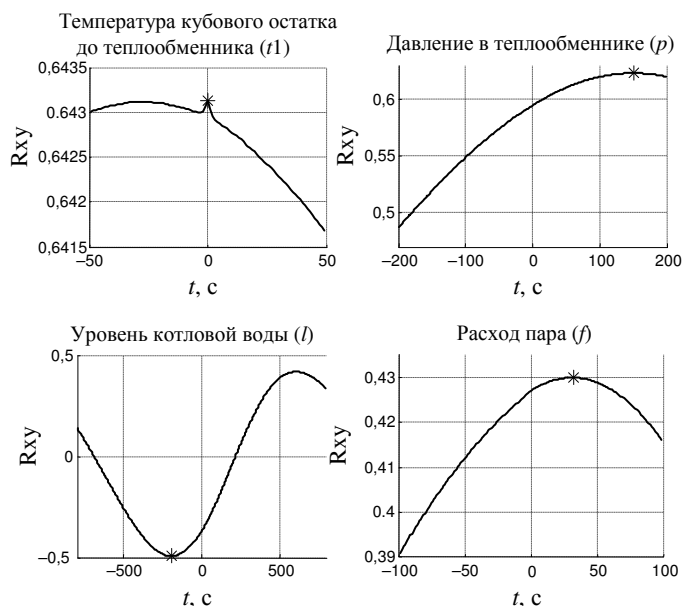


Рис. 3. Взаимокорреляционные функции температуры кубового остатка на выходе теплообменника (t_2) и остальных технологических параметров (t_1, p, l, f)

Корреляционный анализ показал, что температура кубового остатка до теплообменника (t_1), давление в теплообменнике (p) и расход пара (f_1) оказывают влияние на температуру кубового остатка после теплообменника (t_2), а уровень котловой воды зависит от температуры на выходе теплообменника. Поэтому уровень котловой воды не используется для построения нейросетевой модели. Входными сигналами неросетевой модели являются: температура кубового остатка до теплообменника (t_1), давление в теплообменнике (p) и расход пара (f_1), выходным сигналом является температура кубового остатка после теплообменника (t_2).

Параметры t_1, f_1, t_2 пропущены через фильтр скользящего среднего с длиной фильтра, равной 20. Все параметры прорежены с периодом 5 с и нормированы в соответствии с диапазоном $[-1, 1]$.

По обработанным данным обучена динамическая нелинейная автокорреляционная нейронная сеть [21], которая является рекуррентной сетью с обратной связью и внутренним слоем. Сеть имеет три внешних входа, 10 нейронов в скрытом слое и задержки по входам на 30 тактов

(т.е. 150 с). При подаче на вход обученной нейросетевой модели значений входных параметров тестовой выборки (температура кубового остатка на входе теплообменника, расход пара и давление в теплообменнике) модель выдает значения температуры кубового остатка на выходе теплообменника с абсолютной ошибкой, не превышающей $0,7\text{ }^{\circ}\text{C}$ (рис. 4).

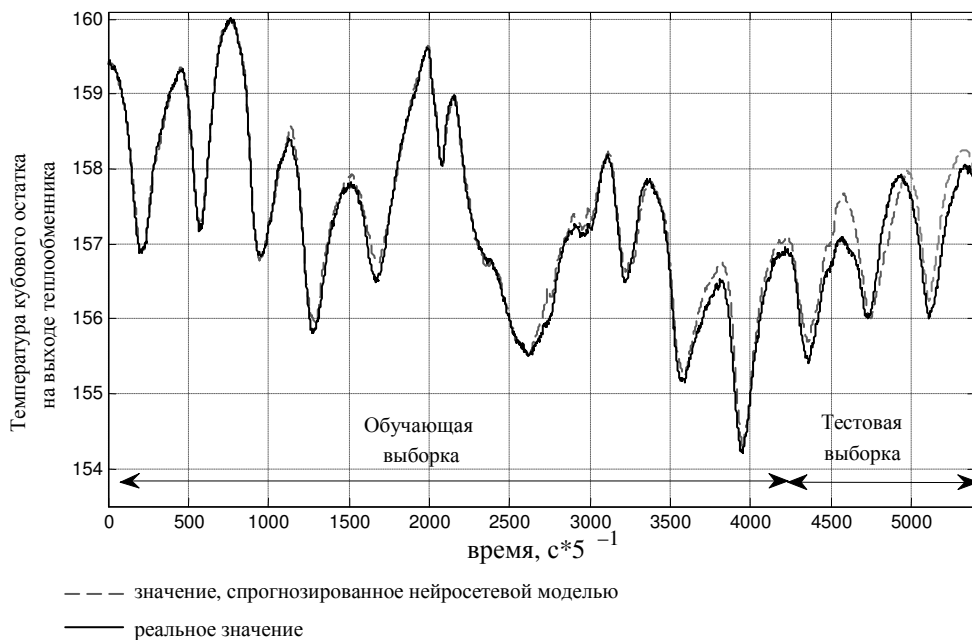


Рис. 4. Тестирование нейросетевой модели

На нейросетевой модели теплообменника для выработки пара узла охлаждения кубового остатка установки замедленного коксования проведен вычислительный эксперимент по определению частотных характеристик каналов передачи технологического объекта (рис. 5).

Полученные на нейросетевой модели экспериментальные частотные характеристики аппроксимированы передаточными функциями. Канал «температура кубового остатка на входе в теплообменник – температура кубового остатка на выходе из теплообменника» и канал «расход пара – температура кубового остатка на выходе из теплообменника» аппроксимированы передаточными функциями в виде последовательного соединения аperiодического звена первого порядка с звеном запаздывания, а канал «давление в теплообменнике – температура кубового остатка на выходе из теплообменника» в виде последовательного соединения интегрирующего звена с звеном запаздывания.

По найденным характеристикам построена имитационная модель технологического объекта в виде передаточных функций (рис. 6).

На имитационной модели проведен вычислительный эксперимент с подачей на входы трендов реальных измеренных сигналов с технологического объекта.

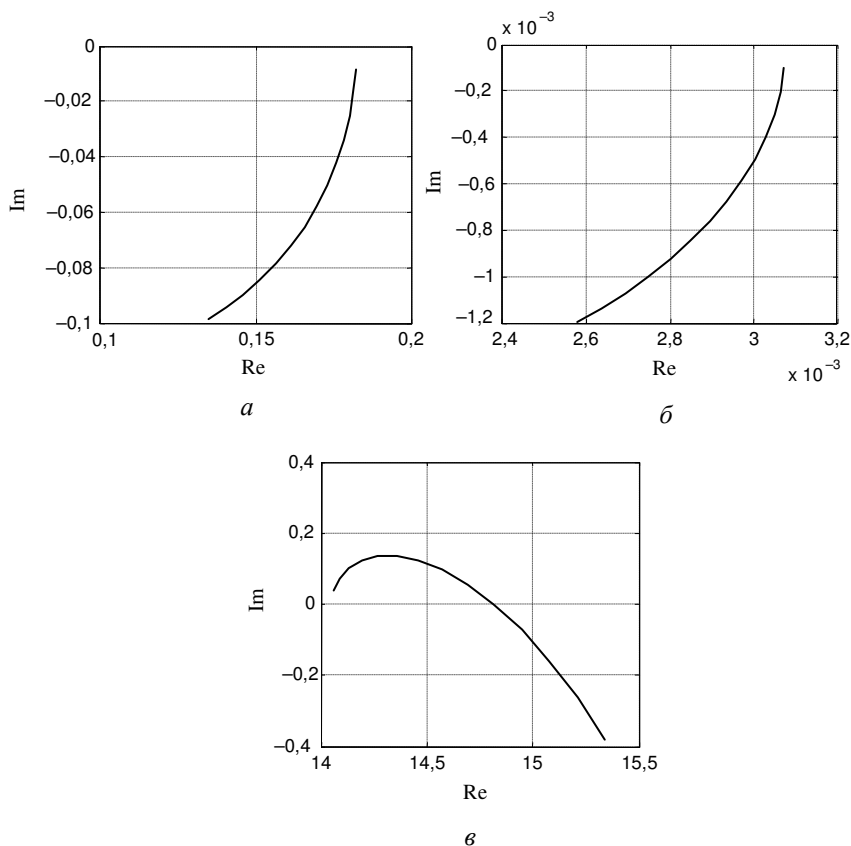


Рис. 5. Экспериментальные комплексные частотные характеристики:
канал: «температура кубового остатка на входе в теплообменник – температура кубового остатка на выходе из теплообменника»;
канал: «расход пара – температура кубового остатка на выходе из теплообменника»;
канал: «давление в теплообменнике – температура кубового остатка на выходе из теплообменника»

На рис. 7 представлены результат тестирования имитационной модели и относительная ошибка предсказания моделью температуры кубового остатка после теплообменника, не превышающая значение, равное 0,007. Имитационная модель технологического объекта в виде передаточных функций с параметрами, найденными предложенным

методом, выдает значение температуры кубового остатка после теплообменника с абсолютной погрешностью, не превышающей 1,1 °С при среднем значении 157 °С.

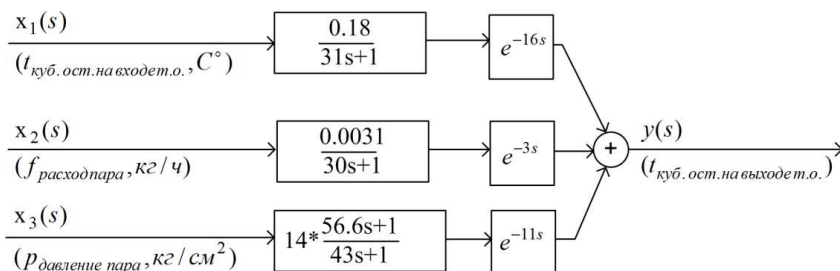


Рис. 6. Имитационная модель теплообменника

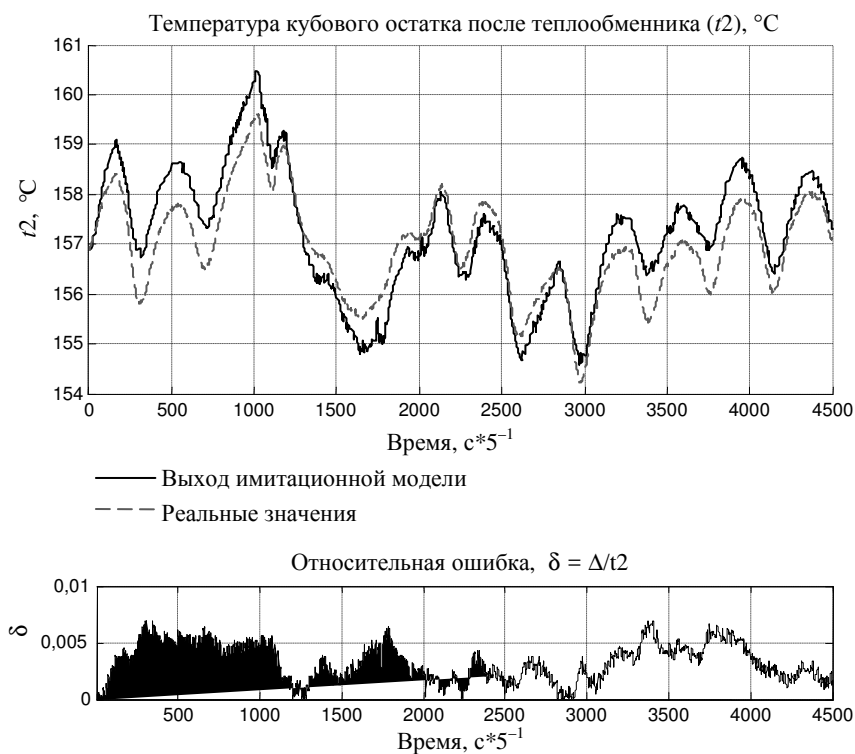


Рис. 7. Тестирование имитационной модели

Выводы. Проведенные исследования с промышленным объектом показали, что рассмотренный метод позволяет достаточно точно параметрически идентифицировать технологический объект передаточными функциями. Результаты эксперимента подтверждают аппроксимирующую

щую способность примененной в качестве нейросетевой модели динамической многослойной рекуррентной нейронной сети с обратной связью для условий реальных технологических объектов, а также корректность изложенной методики определения параметров передаточной функции объекта по его экспериментальным частотным характеристикам.

Библиографический список

1. Цыпкин Я.З. Информационная теория идентификации. – М.: Наука, 1995. – 336 с.
2. Райбман Н.С. Идентификация объектов управления (обзор) // Автоматика и телемеханика. – 1979. – № 6. – С. 80–93.
3. Кафаров В.В., Глебов М.Б. Математическое моделирование основных процессов химических производств. – М.: Высшая школа, 1991. – 400 с.
4. Эйкхофф П., Ванечек А., Савараги Е. Современные методы идентификации систем: пер. с англ. / под ред. П. Эйкхоффа. – М.: Мир, 1983. – 400 с.
5. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя. – М.: Наука, 1991. – 431 с.
6. Моделирование систем / М.В. Аржаков, Н.В. Аржакова, В.К. Голиков, Б.Е. Дёмин, В.И. Новосельцев / под ред. В.И. Новосельцева. – Воронеж: Научная книга, 2005. – 216 с.
7. Умаров А.А., Умаров А.Р., Камбаров Е. Идентификация объекта управления в динамическом режиме // Наука и техника Казахстана. – 2016. – № 1–2. – С. 62–72.
8. Эдер Х.Х. Управление технологическими процессами как стратегическое оружие // Датчики и системы. – 2003. – № 2. – С. 58–59.
9. Ицкович Э.Л. Современные алгоритмы автоматического регулирования и их использование на предприятиях // Автоматизация в промышленности. – 2007. – № 6. – С. 39–44.
10. О задачах исследования адаптивного управления электростанциями на базе конвертированных авиационных ГТУ / Б.В. Кавалеров, И.В. Бахирев, Г.А. Килин [и др.] // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2014. – № 11. – С. 65–77.
11. Ротач В.Я. Об адаптивных системах управления с текущей идентификацией // Автоматизация в промышленности. – 2004. – № 6. – С. 3–6.

12. Штейнберг Ш.Е. Идентификация в системах управления. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 197 с.

13. Bakhtadze N.N., Lototsky V.A. Knowledge-based models of nonlinear systems based on inductive learning // Intelligent Systems Reference Library. – 2016. – Vol. 98. – P. 85–104. DOI: 10.1007/978-3-319-23338-3_4

14. Круглов В.В. Дли М.И. Голунов Р.Ю. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Физматлит, 2001. – 221 с.

15. Дли М.И., Пучков А.Ю. Нейронечеткие алгоритмы в задаче диагностики котельного агрегата // Тр. Пятнадцатой нац. конф. по искусств. интеллекту с междунар. участ.: в 3 т. – Смоленск: Универсум, 2016. – С. 67–72.

16. Габитов Р.Ф. Многомерное модельно-предикторное управление прокалкой катализаторов крекинга, основанное на алгоритме с интервальной неопределенностью: автореф. дис. канд. техн. наук. – Уфа, 2012. – 19 с.

17. Идрисов И.И. Алгоритмы адаптации и обеспечения отказоустойчивости систем управления газотурбинными двигателями на основе нейросетевых технологий: автореф. дис. канд. техн. наук. – Уфа, 2009. – 19 с.

18. Иваненко Б.П., Проказов С.А., Парфенов А.Н. Нейросетевое моделирование процессов добычи нефти // Нефтяное хозяйство. – 2003. – № 12. – С. 46–49.

19. Шумихин А.Г., Бояршинова А.С. Идентификация сложного объекта управления по частотным характеристикам, полученным экспериментально на его нейросетевой динамической модели // Автоматика и телемеханика. – 2015. – № 4. – С. 125–134.

20. Шумихин А.Г., Бояршинова А.С. Параметрическая идентификация управляемого объекта в режиме его эксплуатации с применением технологии нейронных сетей // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2016. – № 19. – С. 102–110.

21. Шумихин А.Г., Бояршинова А.С. Алгоритм выбора структурных параметров искусственной нейронной сети и объема обучающей выборки при аппроксимации поведения динамического объекта // Компьютерные исследования и моделирование. – 2015. – Т. 7. – № 2. – С. 243–251.

References

1. Tsyarkin Ia.Z. Informatsionnaia teoriia identifikatsii [Information Theory of Identification]. Nauka, 1995, 336 p.
2. Raibman N.S. Identifikatsiia ob"ektov upravleniia (obzor) [Identification of control objects (overview)]. *Avtomatika i telemekhanika*, 1979, no. 6, pp. 80-93.
3. Kafarov V.V., Glebov M.B. Matematicheskoe modelirovanie osnovnykh protsessov khimicheskikh proizvodstv [Mathematical modeling of the main processes of chemical production]. Moscow: Vysshaia shkola, 1991. 400 p.
4. Eikkhoff P., Vanechek A., Savaragi E. Sovremennye metody identifikatsii sistem [Trends and Progress in System Identification]. Ed. P. Eykhoff. Moscow: Mir, 1983. 400 p.
5. L'iong L. Identifikatsiia system. Teoriia dlia pol'zovatelia [Identification of systems. Theory for the user]. Moscow: Nauka, 1991, 431 p.
6. Arzhakov M.V., Arzhakova N.V., Golikov V.K., Demin B.E., Novosel'tsev V.I. Modelirovanie sistem [Modeling systems]. Ed. V.I. Novosel'tseva. Voronezh: Nauchnaia kniga, 2005, 216 p.
7. Umarov A.A., Umarov A.R., Kambarov E. Identifikatsiia ob"ekta upravleniia v dinamicheskom rezhime [Identification of the control object in the static mode]. *Nauka i tekhnika Kazakhstana*, 2016, no. 1-2, pp. 62-72.
8. Eder Kh.Kh. Upravlenie tekhnologicheskimi protsessami kak strategicheskoe oruzhie [Using process control as a strategic weapon]. *Datchiki i sistemy*, 2003, no. 2, pp. 58-59.
9. Itskovich E.L. Sovremennye algoritmy avtomaticheskogo regulirovaniia i ikh ispol'zovanie na predpriatiiakh [Modern algorithms of automatic regulation and their use at enterprises]. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*, 2007, no. 6, pp. 39-44.
10. Kavalerov B.V., Bakhirev I.V., Kilin G.A. [et al.]. O zadachakh issledovaniia adaptivnogo upravleniia elektrostantsiiami na baze konvertirovannykh aviatsionnykh GTU [About tasks to research the adaptive power station operation based on converted aircraft gas turbines]. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Elektrotekhnika, informatsionnye tekhnologii, sistemy upravleniia*, 2014, no. 11, pp. 65-77.
11. Rotach V.Ia. Ob adaptivnykh sistemakh upravleniia s tekushchei identifikatsiei [About adaptive control systems with current object identification]. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*. 2004, no 6, pp. 3-6.

12. Shteinberg Sh.E. Identifikatsiia v sistemakh upravleniia [Identification in control systems]. Moskow: Energoatomizdat, 1987, 197 p.

13. Bakhtadze N.N., Lototsky V.A. Knowledge-based models of non-linear systems based on inductive learning. *Intelligent Systems Reference Library*, 2016, vol. 98, pp. 85-104. DOI: 10.1007/978-3-319-23338-3_4

14. Kruglov V.V., Dli M.I. Golunov R.Iu. Nechetkaia logika i iskusstvennye neironnye seti [Fuzzy logic and artificial neural networks]. Moskow: Fizmatlit, 2001. 221 p.

15. Dli M.I., Puchkov A.Iu. Neuro-nechetkie algoritmy v zadache diagnostiki kotel'nogo agregata [Neuro-fuzzy algorithms in the problem of diagnostics of the boiler unit]. *Trudy Piatnadsataia natsional'naia konferentsiia po iskusstvennomu intellektu s mezhdunarodnym uchastiem*. Smolensk, Universum, 2016, vol. 3, pp. 67-72.

16. Gabitov R.F., Mnogomernoe model'no-prediktornoe upravlenie prokalkoi katalizatorov krekinga, osnovannoe na algoritme s interval'noi neopredelennost'iu [Multidimensional Model–Predictive Control for Heating of Cracking Catalysts Based on an Algorithm with Interval Uncertainty]. Abstract of Ph.D. thesis. Ufa, 2012, 19 p.

17. Idrisov I.I., Algoritmy adaptatsii i obespecheniia otkazo-ustoichivosti sistem upravleniia gazoturbinnymi dvigateliami na osnove neirosetevykh tekhnologii [Adaptation and Fault-Tolerance Algorithms for Control Systems over Gas–Turbine Engines Based on Neural Networks]. Abstract of Ph.D. thesis. Ufa, 2009, 19 p.

18. Ivanenko B.P., Prokazov S.A., Parfenov A.N. Neurosetevoe modelirovanie protsessov dobychi nefi [Simulation of the oil production processes using neural networks]. *Neftianoe khoziaistvo*, 2003, no. 12, pp. 46-49.

19. Shumikhin A.G., Bojarshinova A.S. Identifikatsiia slozhnogo ob"ekta upravleniia po chastotnym kharakteristikam poluchennym eksperimental [Identification of a complex control object with frequency characteristics obtained experimentally with its dynamic neural network model]. *Avtomatika i telemekhanika*, 2015, no. 4, pp. 650-657. DOI:10.1134/S0005117915040098

20. Shumikhin A.G., Boiarshinova A.S., Parametricheskaia identifikatsiia upravliaemogo ob"ekta v rezhime ego ekspluatatsii s primeneniem tekhnologii neironnykh setei [Control object parametric identification within execution mode with neural network technology]. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Elektrotekhnika, informatsionnye tekhnologii, sistemy upravleniia*. 2016, no. 19, pp. 102-110.

21. Shumikhin A.G., Bojarshinova A.S. Algoritm vybora strukturnykh parametrov iskusstvennoi neironnoi seti i ob"ema obuchaiushchei vyborki pri approksimatsii povedeniia dinamicheskogo ob"ekta [Algorithm of artificial neural network architecture and training set size configuration within approximation of dynamic object behavior]. *Komp'yuternye issledovaniya i modelirovanie*, 2015, vol. 7, no. 2. pp. 243-251.

Сведения об авторах

Шумихин Александр Георгиевич (Пермь, Россия) – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой «Автоматизация технологических процессов и производств» Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: shumichin@gmail.com).

Александрова Анна Сергеевна (Пермь, Россия) – старший преподаватель кафедры «Автоматизация технологических процессов» Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: boyarshinovaann@gmail.com).

Мустафин Александр Иванович (Пермь, Россия) – главный специалист центра высокотехнологичных решений, ООО «Инфраструктура ТК» (614016, Пермь, ул. Глеба Успенского, 15а, e-mail: aleksandr.mustafin@infra.ru).

About the authors

Shumikhin Aleksandr Georgievich (Perm, Russian Federation) is a Doctor of Technical Science, Professor, head of department of automation of technological processes and production Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, 29, Komsomolsky pr., e-mail: shumichin@gmail.com).

Aleksandrova Anna Sergeevna (Perm, Russian Federation) is a Senior Lecturer department of automation technological processes Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, 29, Komsomolsky pr., e-mail: boyarshinovaann@gmail.com).

Mustafin Aleksandr Ivanovich (Perm, Russian Federation) is a chief specialist of the High-Tech Solutions Center ООО “Инфраструктура ТК” (614016, Perm, 15a, Gleb Uspenskij str., e-mail: aleksandr.mustafin@infra.ru).

Получено 25.04.2018